

# Pengenalan Individu Berdasarkan *Gait* Menggunakan Sensor Girooskop

Muhammad Satya Annas<sup>1</sup>, Achmad Rizal<sup>2</sup>, Ratri Dwi Atmaja<sup>3</sup>

**Abstract**— Every persons have their own unique way of walking which is called *gait*. *Gait* can be used to identify a person. Gyroscope is a sensor used to detect vibration and measure acceleration based on direction or orientation. This paper presents an individual recognition based on *gait* using gyroscope sensor embedded in smartphone. The *gait* data is processed and analyzed by implementing Linear Predictive Coding (LPC) and *k*-Nearest Neighbour (*k*-NN). LPC is used to extract features from *gait* data. It produces feature vector based on combination of *p*-previous signal and takes only important value of the feature data. Then, *k*-NN is used for classification, using some calculation methods such as Euclidean, Cityblock, Cosine, and Correlation distance. The *gait* signals contain *x,y,z* axis and the signal magnitude. In this paper *x,y,z* axis and the signal magnitude are also combined to improve the accuracy. The highest accuracy of 99.58% is achieved using signal combination *x-y-z-m*. Overall, this person detection system produces accuracy between 50% to 99.58%.

**Intisari**— Setiap individu memiliki keunikan tersendiri dalam cara berjalan atau *gait* yang dapat digunakan untuk mengenali individu tersebut. Girooskop adalah sensor untuk mengukur dan mendeteksi getaran, ataupun untuk mengukur percepatan, yang juga bergantung pada arah atau orientasi. Pada makalah ini dilakukan pengenalan individu berdasarkan *gait* (cara berjalan) dengan memanfaatkan sensor girooskop yang tertanam pada *smartphone*. Pengolahan data dan analisis pengenalan dilakukan dengan mengimplementasikan metode *Linear Predictive Coding* (LPC) dan *k*-Nearest Neighbour (*k*-NN). Metode LPC digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri. LPC menghasilkan vektor ciri berdasarkan kombinasi dari *p* sinyal sebelumnya. Metode ini mengambil hanya nilai penting dari ciri tersebut. Metode *k*-NN digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan metode perhitungan dengan formula *Euclidean distance*, *Cityblock distance*, *Cosine distance*, dan *Correlation distance*. Sinyal *gait* sendiri terdiri atas empat sinyal, yaitu sinyal sumbu *x,y,z*, dan magnitude sinyal (*m*). Pada makalah ini, sinyal sumbu *x,y,z* dan magnitude sinyal juga dikombinasikan agar menghasilkan akurasi yang lebih baik. Hasil menunjukkan tingkat akurasi paling tinggi mencapai 99,58% yang dihasilkan oleh kombinasi sinyal *x-y-z-m*. Secara keseluruhan tingkat akurasi sistem untuk deteksi individu ini bervariasi antara 50% sampai 99,58%.

**Kata Kunci**— *Gait*, Girooskop, *Linear Predictive Coding*, *k*-Nearest Neighbour.

<sup>1</sup>Mahasiswa Program Sarjana, Fakultas Teknik Elektro, Telkom University, Bandung, 40287 INDONESIA (telp: 022-7565933; fax: 022-7565933; e-mail: msatya.annas@gmail.com )

<sup>2,3</sup> Staf Pengajar, Fakultas Teknik Elektro, Telkom University, Bandung, 40287 INDONESIA (telp: 022-7565933; fax: 022-7565933; e-mail: achmadrizal@telkomuniversity.ac.id, ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id)

## I. PENDAHULUAN

*Gait* (cara berjalan) merupakan cara berjalan individu. Dalam penjelasan yang lebih spesifik, *gait* merupakan ciri khas cara berjalan individu yang dipengaruhi oleh berat tubuh, panjang kaki, alas kaki yang sedang dipakai, postur tubuh, dan hal-hal lain. Hal ini menjadikan setiap individu memiliki *gait* yang berbeda [1].

Pada awalnya, pengenalan *gait* merujuk pada cara untuk mengambil petunjuk visual untuk mengenali karakteristik gerakan dari video seseorang yang berjalan untuk keperluan identifikasi. Dari sisi biomekanik, *gait* manusia terdiri atas sejumlah gerakan yang tersinkronisasi dan terintegrasi dari gerakan ratusan otot dan sendi. Gerakan ini mengikuti gerakan pola dasar, tetapi bervariasi dari satu individu ke individu lainnya pada detail tertentu, seperti waktu relatif dan magnitude sebagai fungsi dari keseluruhan struktur tubuh. Struktur tubuh seperti berat badan, panjang kaki, dan struktur tulang tidak dapat ditiru, sehingga *gait* untuk setiap orang dan dapat secara utuh dikarakterisasi oleh beberapa parameter inersia seperti kecepatan *angular* dan akselerasi dari sendi tertentu dan bagian tubuh tertentu [2].

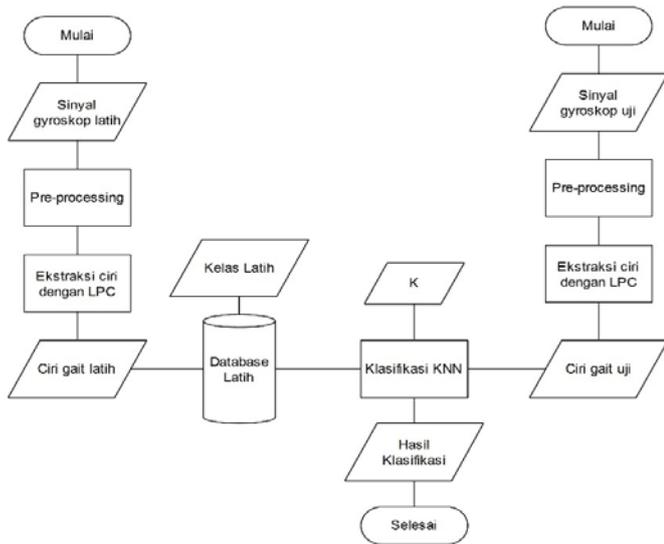
Seiring berjalannya waktu, muncul pendekatan lain untuk mengenali *gait* seseorang selain pendekatan visual. Salah satunya melalui video dengan menggunakan sensor yang bisa dipakai atau *wearable sensor*. *Wearable sensor* memanfaatkan parameter inersia seperti kecepatan *angular* yang ada pada karakteristik *gait* seseorang. Pengembangan sensor inersia dengan cepat memungkinkan aplikasi untuk berbagai bidang karena beberapa keuntungannya seperti ringan, kecil, konsumsi daya yang sedikit, murah, dan mudah dibawa [3]. Akses terhadap sensor inersia seperti girooskop mudah diperoleh karena pada saat ini sensor inersia sudah tertanam pada *smartphone*.

Untuk itu, pada makalah ini dilakukan pengenalan *gait* individu dengan memanfaatkan sensor girooskop yang tertanam pada *smartphone*. Dilakukan pengambilan data sensor girooskop dari *gait* individu dengan memanfaatkan *smartphone*. Data yang diperoleh kemudian diproses menggunakan metode *Linear Predictive Coding* (LPC) untuk melakukan ekstraksi ciri dan metode *k*-Nearest Neighbour (*k*-NN) untuk melakukan klasifikasi.

## II. PERANCANGAN SISTEM

Pada makalah ini dirancang sistem yang dapat mendeteksi sinyal *gait* dari sensor girooskop dan melakukan klasifikasi secara *non-realtime*. Data sinyal girooskop latih dan uji diambil dengan memanfaatkan sensor girooskop pada *smartphone* Xiaomi Redmi 1S. Data diambil dari 30 orang, per orang diambil 12 data sinyal (empat untuk latih dan delapan untuk uji). Sedangkan pada sistem ini terdapat tiga tahap yaitu *pre-*

processing, ekstraksi ciri, dan klasifikasi. Tahap *pre-processing* merupakan tahap awal pemrosesan sinyal mentah dari sensor giroskop. Kemudian sinyal diekstraksi cirinya menggunakan metode LPC. Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan metode k-NN. Secara garis besar, sistem terbagi menjadi tiga proses, yaitu proses latih, proses uji, dan pengenalan. Proses latih merupakan pengambilan data *gait* untuk disimpan ke dalam basis data *gait*. Proses uji kurang lebih sama dengan proses latih dengan tujuan untuk mendapatkan model uji yang kemudian akan diklasifikasikan dengan basis data dari proses latih dengan metode k-NN pada proses pengenalan. Blok perancangan sistem ditunjukkan dengan Gbr. 1.



Gbr. 1 Diagram alir sistem pengenalan *gait*.

Sinyal *gait* ini terdiri atas tiga sinyal yaitu sinyal giroskop pada sumbu x, y, dan z. Sinyal giroskop x,y,z digunakan untuk menghitung magnitudo vektor (m) dari sinyal *gait*, sesuai (1).

$$\bar{s}_m = \sqrt{\bar{s}_x^2 + \bar{s}_y^2 + \bar{s}_z^2} \tag{1}$$

Dari (1) diperoleh empat sinyal *gait* x, y, z, dan m. Empat sinyal tersebut digunakan untuk melakukan pengenalan individu. Pada makalah ini klasifikasi menggunakan sinyal x, y, z, m secara terpisah dan kombinasi keempat sinyal tersebut x-y-z-m.

J. Pre-Processing

1) *Normalisasi*: Proses normalisasi bertujuan untuk menyamakan amplitudo maksimum sinyal suara sehingga tidak ada pengaruh perubahan amplitudo pada tahap pemrosesan berikutnya. Namun, sebelum normalisasi dilakukan, perlu adanya proses *centering* yang bertujuan agar letak distribusi amplitudo diskritnya memiliki rerata sama dengan nol. Dengan kata lain, menggeser letak distribusi amplitudo pada sumbu y = 0. Proses ini ditunjukkan oleh (2) [4].

$$x(n) = x(n) - \bar{x}(n) \tag{2}$$

Selanjutnya, dilakukan proses normalisasi dengan cara membagi masing-masing nilai amplitudo diskrit dengan nilai amplitudo maksimum, sesuai dengan (3) [4].

$$x(n) = \frac{x(n)}{\max(|x(n)|)} \tag{3}$$

2) *Walk Extraction*: Proses ini dilakukan untuk menghilangkan data pada saat diam atau tidak bergerak pada sinyal *gait*. Pada proses ini diharapkan hanya sinyal *gait* pada waktu bergerak saja yang diambil untuk diproses ke tahap selanjutnya. Proses ini dilakukan dengan cara mencari nilai standar deviasi dari sinyal *gait*. Nilai standar deviasi tersebut dihitung berdasarkan (4) [5].

$$std = \left( \frac{1}{1-n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \tag{4}$$

K. Ekstraksi Ciri dengan Linear Predictive Coding [6]

Pada tahap ekstraksi ciri terdapat beberapa tahapan yang dilakukan, yaitu sebagai berikut.

1) *Pre-emphasis*: Sinyal suara digital *s(n)* dilewatkan suatu filter digital yang mempunyai orde rendah. Biasanya filter ini merupakan FIR dengan orde satu. Proses ini bertujuan untuk meratakan spektrum sinyal, menghilangkan harga-harga puncak pada spektrum sinyal sehingga memudahkan dalam menentukan batas-batas ketelitian sinyal pada pemrosesan sinyal berikutnya. Respons filter *pre-emphasis* secara matematis dapat dinyatakan sebagai (5).

$$H(z) = 1 - az^{-1}; 0.9 \leq a \leq 1 \tag{5}$$

Keluaran *pre-emphasis* dalam domain waktu dapat diperoleh dengan melakukan *inverse transformasi-Z* pada kedua sisi.

$$\hat{s}(n) = s(n) - as(n-1) \tag{6}$$

Nilai koefisien *a* yang digunakan dalam makalah ini adalah 0,95.

2) *Frame Blocking*: Sinyal keluaran *pre-emphasis* dibagi-bagi menjadi beberapa *frame* waktu yang sangat singkat untuk mendapatkan kondisi sinyal yang *quasistationary* dalam domain waktu. Tiap *frame* berisi *N* sampel dengan jarak antar *frame* *M* sampel. Nilai *M* < *N* sehingga terdapat bagian *frame* yang *overlapping* sepanjang *N* sampai *M* sampel. Tujuan adanya *overlapping* ini adalah agar estimasi spektrum LPC saling berkorelasi antara *frame* yang satu dengan yang lainnya. Dengan menggunakan persamaan  $nframe = \frac{Y-overlap}{M}$ , dengan Y merupakan jumlah sampel sinyal keseluruhan, dapat diketahui banyaknya jumlah *frame*. Panjang *frame* N yang digunakan adalah 240 sampel dan M sebesar 80 sampel, sehingga *frame* yang *overlap* sebanyak 240-80 = 160 sampel.

3) *Windowing*: Proses *windowing* dilakukan pada setiap *frame* untuk mengurangi diskontinuitas pada awal dan akhir *frame*. Banyaknya sampel pada *window* disesuaikan dengan panjang *frame* yang digunakan. Jenis *window* yang digunakan adalah *window hamming*.

$$\hat{y}_t(n) = x_l(n)w(n)(n-1) \tag{7}$$

Respons impuls dari *window hamming* secara matematis dinyatakan dengan (8).

$$w(n) = 0,54 - 0,64\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right); 0 \leq n \leq N-1(n-1). \quad (8)$$

4) *Autokorelasi*: Setiap *frame* keluaran *windowing* diautokorelasikan untuk mendapatkan koefisien autokorelasinya. Koefisien ini secara matematis dinyatakan dengan (9).

$$r_t(m) = \sum_{n=0}^{N-1-m} \hat{y}(n)\hat{y}_t(n+m) \quad m = 0,1,2, \dots, p, \quad (9)$$

dengan  $r_t(m)$  adalah koefisien autokorelasi ke- $m$  pada *frame* ke- $t$ . Sedangkan  $p$  adalah orde dari analisis LPC yang akan dilakukan. Nilai yang umum untuk orde analisis LPC adalah antara 8 sampai 16. Keuntungan dari penggunaan metode autokorelasi adalah bahwa nilai ke-nol,  $r(0)$ , adalah energi dari sinyal yang dibuat autokorelasinya.

5) *LPC Analysis*: Set koefisien yang diperoleh dari analisis autokorelasi dikonversi menjadi set koefisien LPC. Koefisien ini diperoleh dari solusi persamaan Yule-Walker yang berbentuk sistem Toeplitz.

$$\begin{bmatrix} r(1) & r(2) & \dots & r(p) \\ r(2) & r(1) & \dots & r(p-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(p) & r(p-1) & \dots & r(1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(2) \\ a(3) \\ \vdots \\ a(p+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -r(2) \\ -r(3) \\ \vdots \\ -r(p+1) \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Solusi dari (10) dapat diselesaikan menggunakan algoritme Levinson-Durbin yang secara matematis dinyatakan sebagai berikut.

$$E^{(0)} = r(0), \quad (11)$$

$$k_i = \frac{\{r(i) - \sum_{j=1}^{i-1} \alpha_j^{(i-1)} r(i-j)\}}{E^{(i-1)}} r(0), \quad (12)$$

$$\alpha_i^{(i)} = k_i, \quad (13)$$

$$\alpha_j^{(i)} = \alpha_j^{(i-1)} - k_i \alpha_{i-j}^{(i-1)}, \quad (14)$$

$$\alpha_j^{(i)} = (1 - k_i^2) E^{(i-1)}. \quad (15)$$

Dengan menyelesaikan (11) sampai (15), koefisien LPC diperoleh sebagai berikut.

$$a_m = a_m^{(p)}; 1 \leq m \leq p. \quad (16)$$

6) *LPC Parameter Conversion*: Koefisien LPC yang diperoleh dari analisis LPC kemudian dikonversi menjadi set koefisien *cepstral*,  $c(m)$ . Solusi matematis dalam konversi ini adalah:

$$c_0 = l \times n \times \sigma^2; \sigma^2 = \text{gain dalam model LPC}, \quad (17)$$

$$c_m = a_m + \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m}\right) c_k a_{m-k}; 1 \leq m \leq p, \quad (18)$$

$$c_m = \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m}\right) c_k a_{m-k}; m > p, \quad (19)$$

dengan  $\sigma^2$  merupakan *gain* dalam model LPC. Koefisien *cepstral* merupakan koefisien dari transformasi Fourier dari *spectrum log magnitude*. Pada umumnya representasi *cepstral* yang digunakan adalah  $Q > p$  [7]. Koefisien yang digunakan dalam makalah ini adalah  $Q = (3/2)p$ .

7) *Parameter Weighting*: *Parameter weighting* merupakan proses pembobotan sel koefisien *cepstral* dengan *window* khusus.

$$\hat{c}_m = c_m \cdot w_m; 1 \leq m \leq Q, \quad (20)$$

dengan  $Q$  menyatakan orde dari set koefisien *cepstral*. *Window* khusus yang digunakan pada proses ini secara matematis dinyatakan dengan (21).

$$w_m = 1 + \frac{Q}{2} \sin\left(\frac{\pi m}{Q}\right); 1 \leq m \leq Q. \quad (21)$$

8) *Temporal Cepstral Derivative*: Proses ini dilakukan dengan cara mendefinisikan set koefisien *cepstral* terhadap waktu. Di sini digunakan diferensiasi orde pertama dari koefisien *cepstral* yang secara matematis dinyatakan dengan (22).

$$\Delta \hat{c}_m(t) = \frac{\partial \hat{c}_m(t)}{\partial t}. \quad (22)$$

9) *Ciri LPC*: Hasil ekstraksi ciri dari analisis LPC yang digunakan adalah gabungan dari koefisien *cepstral* LPC dan turunan orde pertama dari koefisien *cepstral*. Secara matematis, keluaran ekstraksi ciri menggunakan LPC dinyatakan dengan (23).

$$C_m(t) = [\hat{c}_1(t), \hat{c}_2(t), \dots, \hat{c}_Q(t); \Delta \hat{c}_1(t), \Delta \hat{c}_2(t), \dots, \Delta \hat{c}_Q(t)]. \quad (23)$$

#### L. Klasifikasi *k*-Nearest Neighbour (*k*-NN)

*k*-NN adalah metode pengukuran kemiripan yang sederhana. Analisis yang dilakukan pada *k*-NN adalah pengaruh penggunaan pengukuran kemiripan dan nilai  $k$  yang digunakan terhadap akurasi dan kesalahan sistem dalam proses klasifikasi. Nilai  $k$  yang diuji adalah 1, 3, dan 5. Dipilih nilai  $k$  yang ganjil agar mengurangi kesalahan algoritme jika peluang kemiripannya sama [8]. Metode yang digunakan untuk menghitung jarak ketetanggaan adalah sebagai berikut. [9], [10].

1) *Euclidean Distance*: *Euclidean distance* adalah jarak biasa antara dua titik atau koordinat yang diturunkan dari rumus Pythagoras. *Euclidean distance* antara titik dan adalah panjang garis yang menghubungkan keduanya  $ab$ .  $ab$  sendiri adalah sisi miring dari garis yang dibentuk pada sumbu  $x$  dan sumbu  $y$  antara koordinat  $a$  dan  $b$ .

2) *Cityblock Distance*: *Cityblock distance* adalah jarak antara dua titik atau koordinat yang mirip dengan *Euclidean distance*, tetapi sedikit berbeda dengan *Euclidean distance* yang hanya mengukur panjang garis yang menghubungkan

kedua titik tersebut.  $22$  Cityblock distance antara titik a dan b adalah nilai mutlak dari jarak antara a dan b dari sumbu x dan sumbu y.

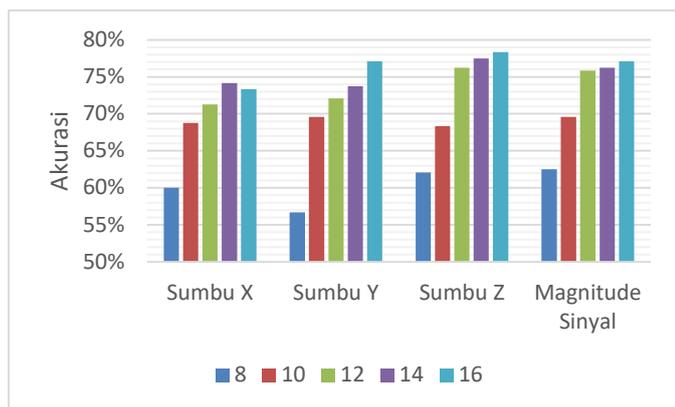
3) *Cosine Distance*: *Cosine Similarity (cosine)* adalah ukuran kesamaan di antara dua vektor dari sebuah *inner product space* yang mengukur kosinus dari sudut di antara dua vektor tersebut. Berbeda dengan dua metode pengukuran jarak sebelumnya yang selalu bernilai positif, *cosine similarity distance* memiliki rentang nilai dari  $-1$  hingga  $1$ . Kosinus antara dua vektor dapat dengan mudah diturunkan dari rumus perkalian dot Euclidean. Jika vektor a dan b maka nilai kosinus dapat diperoleh dengan melakukan perkalian titik di antara keduanya.

4) *Correlation Distance*: *Correlation distance* dari dua variabel diperoleh dengan membagi jarak *covariance* kedua variabel dengan standar deviasi jarak kedua variabel tersebut.

### III. HASIL DAN ANALISIS

#### A. Analisis Pengaruh Parameter Orde Koefisien LPC

Dari Gbr. 2 dapat diambil garis besar bahwa bertambahnya nilai  $p$  akan menaikkan tingkat akurasi sistem. Hal tersebut disebabkan semakin besar nilai  $p$  maka semakin banyak variasi nilai ekstraksi ciri. Vektor ciri yang dihasilkan akan lebih spesifik apabila variasi nilai ekstraksi ciri semakin banyak. Vektor ciri yang lebih spesifik akan mempermudah sistem dalam membedakan vektor ciri satu dengan yang lain, sehingga hal tersebut meningkatkan tingkat akurasi sistem. Hal ini ditunjukkan pada Gbr. 2, seiring peningkatan nilai  $p$  terjadi peningkatan akurasi system yang signifikan. Namun, semakin besar nilai  $p$ , vektor ciri yang dihasilkan menjadi lebih rentan terhadap derau. Hal ini membuat vektor ciri menjadi kurang spesifik satu sama lain, sehingga tingkat akurasi sistem menurun, seperti ditunjukkan saat  $p = 16$  pada Gbr. 2. Nilai  $p$  yang menghasilkan akurasi maksimal berbeda untuk tiap sumbu dan parameter yang digunakan untuk klasifikasi k-NN.

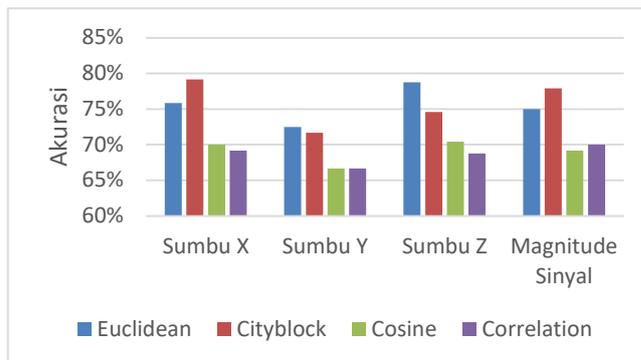


Gbr. 2 Pengaruh orde koefisien LPC terhadap akurasi, diukur dengan metode Euclidean dan  $k=1$ .

#### B. Analisis Pengaruh Parameter k-NN

Dari hasil pengujian sistem diketahui bahwa metode Euclidean dan *Cityblock* memberikan nilai akurasi yang lebih

baik daripada metode *Cosine* dan *Correlation* seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 3. Namun, metode yang memberikan akurasi maksimal berbeda pada masing-masing sumbu yang diujikan. Gbr. 3 menunjukkan bahwa metode Euclidean memberikan akurasi maksimal pada sumbu y dan sumbu z. Sedangkan pengujian pada sumbu x dan *magnitude* sinyal memberikan akurasi yang maksimal dengan metode *Cityblock*.



Gbr. 3 Pengaruh parameter *distance* terhadap akurasi, diukur saat  $k=3$  dan  $p=14$ .

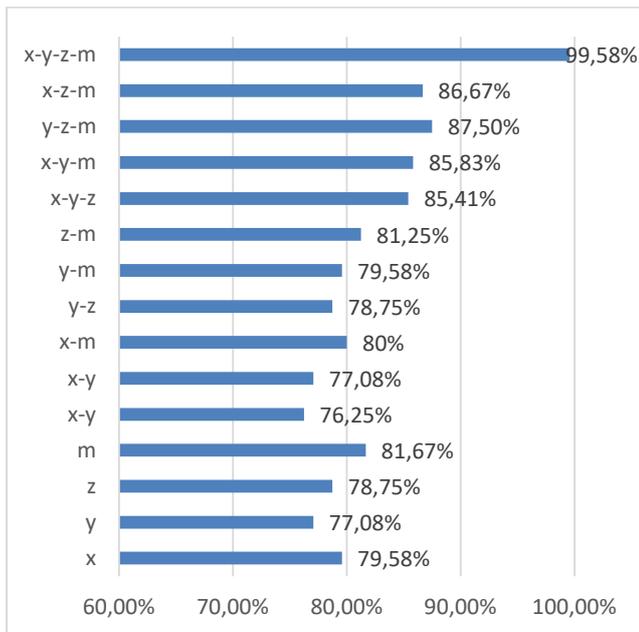
TABEL I  
PENGARUH PARAMETER  $k$  TERHADAP AKURASI, DIUKUR PADA  $p=14$  DENGAN METODE EUCLIDEAN DAN *CITYBLOCK*

Parameter	K	Sumbu	Sumbu	Sumbu	Magnitude
		x	y	z	Sinyal
Euclidean	1	74,16%	73,75%	77,5%	76,25%
	3	75,83%	72,5%	78,75%	75%
	5	77,08%	75,41%	77,91%	79,16%
Cityblock	1	79,16%	68,33%	72,91%	77,91%
	3	79,16%	71,67%	74,58%	77,91%
	5	79,58%	72,08%	76,25%	79,16%

Dari Tabel I dapat dilihat pengaruh perubahan  $k$  terhadap tingkat akurasi sistem. Pada hasil pengujian sumbu x dengan metode Euclidean, setiap kenaikan nilai  $k$  terjadi peningkatan nilai akurasi. Ini terjadi saat tambahan ciri yang ditambahkan sebagai acuan sesuai dengan ciri yang diujikan sehingga akurasi meningkat. Sedangkan pada sumbu y dengan metode Euclidean saat nilai  $k$  diperbesar dari  $k=1$  menjadi  $k=3$  terjadi penurunan tingkat akurasi. Tambahan ciri yang digunakan sebagai acuan saat  $k=3$  tidak sesuai dengan ciri yang diujikan, sehingga terjadi penurunan nilai akurasi.

#### C. Analisis Sinyal yang Diamati

Untuk menganalisis kemampuan dari setiap ciri sinyal, yaitu sinyal sumbu x, y, z, dan *magnitude* sinyal (m), masing-masing sinyal diuji secara terpisah. Selanjutnya, untuk mendapatkan tingkat akurasi sistem yang lebih baik, dilakukan kombinasi antar hasil klasifikasi sinyal sumbu. Kombinasi dilakukan dengan cara melakukan *voting* hasil klasifikasi antara sinyal yang dikombinasikan. Sinyal yang dikombinasikan adalah sinyal sumbu x, y, z, dan m, sehingga ada enam kemungkinan dua pasang kombinasi, empat kemungkinan tiga pasang kombinasi, dan satu kemungkinan empat pasang kombinasi. Pengujian dilakukan untuk mencari pengaruh sinyal dan kombinasi yang menghasilkan akurasi terbaik.



Gbr. 4 Akurasi maksimal yang dihasilkan sinyal tiap sumbu dan kombinasinya pada sistem.

Seperti ditunjukkan pada Gbr. 4, dari keempat jenis sinyal  $x$ ,  $y$ ,  $z$ , dan  $m$ , hanya sinyal  $m$  yang paling layak digunakan untuk mendapatkan akurasi yang cukup tinggi. Kemudian dilakukan kombinasi antara dua pasang sinyal, tetapi belum terjadi peningkatan akurasi yang signifikan. Pada kombinasi sinyal dua pasang, sinyal yang paling layak digunakan adalah kombinasi  $z$ - $m$ . Setelah dilakukan kombinasi sinyal tiga pasang, diperoleh tingkat akurasi yang lebih tinggi. Pada kombinasi tiga pasang sinyal, kombinasi sinyal  $y$ - $z$ - $m$  lah yang paling menonjol. Untuk menyempurnakan nilai akurasi agar lebih tinggi dilakukan kombinasi dari keempat jenis sinyal dan diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 99,58%.

#### IV. KESIMPULAN

Nilai akurasi keseluruhan dengan variasi parameter orde parameter LPC, metode penghitungan jarak  $k$ -NN, dan  $k$  terhadap semua kemungkinan kombinasi sinyal  $x$ ,  $y$ ,  $z$ , dan  $m$ , adalah 50% sampai 99,58%. Parameter  $k$ -NN yang paling

optimal adalah dengan metode *Cityblock distance* dan Euclidean *distance*. Perubahan nilai orde koefisien LPC memengaruhi hasil akurasi sistem. Semakin besar nilai orde koefisien LPC yang digunakan, semakin besar pula tingkat keberhasilan sistem dalam mengenali individu. Namun, untuk beberapa sinyal pada orde = 16 akurasi menurun untuk sistem pengenalan *gait*. Pada makalah ini, kombinasi sinyal yang memberikan nilai akurasi maksimal adalah kombinasi empat pasang sinyal  $x$ - $y$ - $z$ - $m$ .

#### REFERENSI

- [1] L. Lee and W. E. L. Grimson, "Gait analysis for recognition and classification," *Proc. Fifth IEEE Int. Conf. Autom. Face Gesture Recognit.*, no. Mld, pp. 148–155, 2002.
- [2] C. BenAbdelkader, R. G. Cutler, and L. S. Davls, "Gait recognition using image self-similarity," *EURASIP J. Appl. Signal Processing*, vol. 2004, no. 4, pp. 572–585, 2004.
- [3] S. Sprager and M. B. Juric, "Inertial sensor-based gait recognition: A review," *Sensors (Switzerland)*, vol. 15, no. 9, pp. 22089–22127, 2015.
- [4] M. A. Fahmi, Suyanto, and P. Purnama, "Speech Recognition Dengan Ekstraksi Fitur Linear Predictive Coding Dan JST Cerebellar Model Articulation Controller," Telkom Univ., 2012.
- [5] A. Syurgaffi, A. Rizal, and S. Hadiyoso, "Pengenalan Individu Berdasarkan Gait Menggunakan Sensor Accelerometer," Telkom Univ., 2014.
- [6] B. S. Happy, A. Rizal, and J. Jondri, "Pengenalan Suara Paru-Paru Menggunakan Linear Predictive Coding," Telkom Univ., 2009.
- [7] Y. S. Angal, R. H. Chile, and R. S. Holambe, "Comparison of Speech Recognition of Isolated Words Using Linear Predictive Coding (LPC), Linear Predictive Cepstral Coding (LPCC) & Perceptual Linear Prediction (PLP) and The Effect of Variation of Model Order On Speech Recognition Rate," *Int. J. Electron. Commun. Eng. Res. Dev.*, vol. 1, no. 1, pp. 7–19, 2011.
- [8] A. Rizal and S. Hadiyoso, "ECG signal classification using Hjorth Descriptor," *Proceedings of the 2015 International Conference on Automation, Cognitive Science, Optics, Micro Electro-Mechanical System, and Information Technology, ICACOMIT 2015*, 2016.
- [9] R. Yuvaraj, M. Murugappan, N. Mohamed Ibrahim, K. Sundaraj, M. I. Omar, K. Mohamad, and R. Palaniappan, "Detection of emotions in Parkinson's disease using higher order spectral features from brain's electrical activity," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 14, no. 1, pp. 108–116, 2014.
- [10] R. Palaniappan, K. Sundaraj, and S. Sundaraj, "A comparative study of the SVM and K-nn machine learning algorithms for the diagnosis of respiratory pathologies using pulmonary acoustic signals" *BMC Bioinformatics*, vol. 15, 2014.